

В даній статті наведені результати теоретичних та експериментальних досліджень можливості використання нейронних мереж в автоматизованих системах управління багатоасортиментним виробництвом молочної продукції. Розроблена нейромережева система підтримки прийняття рішень для прогнозування рентабельного асортименту продукції молочного заводу на заданий термін

Ключові слова: система підтримки прийняття рішень, нейронні мережі, багатоасортиментне молочне виробництво

В данной статье приведены результаты теоретических и экспериментальных исследований возможности использования нейронных сетей в автоматизированных системах управления многоассортиментным производством молочной продукции. Разработана нейросетевая система поддержки принятия решений для прогнозирования рентабельного ассортимента продукции молочного завода на заданный срок

Ключевые слова: система поддержки принятия решений, нейронные сети, многоассортиментное молочное производство

УДК 681.5: 637.1

DOI: 10.15587/1729-4061.2015.47692

ДОСЛІДЖЕННЯ МОЖЛИВОСТЕЙ ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ В СИСТЕМІ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ

О. В. Савчук

Аспірант, асистент*

E-mail: savchuk_olga@bk.ru

А. П. Ладанюк

Доктор технічних наук,

професор, завідувач кафедри*

E-mail: ladanyuk@nuft.edu.ua

*Кафедра автоматизації процесів управління

Національний університет харчових технологій

вул. Володимирська, 68, м. Київ, Україна, 01601

1. Вступ

Процес функціонування системи управління молочною заводом створює нові знання та дані, які необхідно враховувати з метою забезпечення оптимального управління. В системі управління повинні вирішуватися задачі гнучкого формування номенклатури та планових показників виробництва враховуючи зовнішні та внутрішні умови функціонування підприємства. Для досягнення даної мети доцільно використовувати системи підтримки прийняття рішень на базі нейронних мереж, які на основі неточної інформації мають можливість здобувати нові знання, навчатися, виконувати класифікацію образів, прогнозувати і, крім того, можуть пояснити отриманий результат [1].

2. Аналіз літературних даних та постановка проблеми

Невизначеність дій зовнішнього середовища та неповнота інформації про стан функціонування молочного заводу за тих чи інших зовнішніх та внутрішніх умов, робить задачу прогнозування асортименту продукції частиною складного, не завжди алгоритмізованого процесу. З метою пристосування моделі до нечіткості вхідної інформації досить активно застосовується теорія нечітких множин, яка передбачає представлення кількісних значень параметрів моделі у вигляді лінгвістичних змінних, які оцінюються нечіткими термами [2]. Звичайно, теорія нечітких множин має свої недоліки, зокрема такі як суб'єктивність при формуванні функцій приналежності нечітких множин.

Аналіз кількісних та якісних характеристик поведінки об'єкта та підготовки необхідних даних для організації стратегії управління і прийняття рішень щодо управління в умовах неповної інформації представлено в роботі [3]. Серед існуючих підходів до отримання інформації про складні взаємозв'язки в технологічних комплексах харчової промисловості виділяють методи експертного опитування та ідентифікації на основі пасивного та активного експерименту. Одним з таких підходів є нейроно-нечітка технологія формування лінгвістичних причинно-наслідкових оцінок, яка представлена в роботі [4]. Математично нейронні мережі (НМ) можна розглядати як клас методів статистичного моделювання, що у свою чергу можна розділити на три класи: оцінка щільності ймовірності, класифікація і регресія [5].

Передбачається, що система підтримки прийняття рішень (СППР) може бути цілком реалізована на НМ. На відміну від традиційного використання НМ для вирішення тільки задач розпізнавання і формування образів [6], у СППР узгоджено вирішуються такі задачі: розпізнавання і формування образів; одержання і збереження знань; оцінки якісних характеристик образів; прийняття рішень. Нейромережеве рішення поставлених завдань передбачає аналіз і здійснення найбільш продуктивних способів обробки вихідних експериментальних даних, формування навчальної та тестової вибірок, конструювання нейромережевих структур, аналіз, обробку та візуалізацію отриманих результатів [7]. Отже, сучасні вимоги до систем управління обумовлюють необхідність впровадження інтелектуальних СППР і адаптивних методів багатовимірного аналізу [8].

Запропоновані рішення спрямовані на вирішення певних прикладних завдань, проте не містять описи створення нейромережевої СППР для прогнозування асортименту молочного заводу в умовах невизначеності. Виходячи з цього, необхідним є розробка інформаційної технології для задач управління молочної промисловості, яка поєднувала б адаптивні методи, засновані на принципах нейромережевого та нечіткого моделювання. Реалізація цих технологій при створенні СППР є основою інформаційного забезпечення та імітаційного моделювання для автоматизованої системи управління на підприємствах харчової промисловості, зокрема для молочного заводу.

3. Ціль та задачі дослідження

Ціль статті полягає в дослідженні можливостей застосування нейронних мереж в СППР для визначення асортименту продукції молочного заводу.

Для досягнення поставленої мети необхідно розробити нейромережеву СППР для встановлення економічно ефективного асортименту. Отже, задача полягає в наступному:

- визначити конфігурацію структури та алгоритм навчання нечіткої нейронної мережі (ННМ);
- виконати навчання ННМ для отримання прогнозу стосовно асортименту молочного заводу на поточну добу.

4. Розробка нейромережевої системи підтримки прийняття рішень молочного заводу

4. 1. Концептуальні основи розробки нейромережевої системи підтримки прийняття рішень

Метою оптимального управління багатоасортиментного виробництва молочної продукції є розрахунок таких керуючих сигналів, які максимізують прибуток (мінімізують витрати), враховуючи обмеження сталих параметрів та вхідних управляючих дій. Розглянемо задачу розробки СППР молочного заводу (МЗ) для встановлення економічно ефективного асортименту на добу.

СППР включає дані отримані в результаті когнітивного моделювання, які, представлені в роботі [9]. Нечітка когнітивна карта функціонування МЗ містить наступні елементи матриці взаємовпливів: вхідні дії: X_1 – ціни на енергоносії; X_2 – пора року; X_3 – потреби споживачів; вихідні дії: Y_1 – прибуток; Y_2 – заробітна плата; Y_3 – чисельність працівників; проміжні концепти: E_1 – технічне та технологічне оснащення молочного заводу (МЗ); E_2 – якість виготовленої продукції; E_3 – якість молока, що поставляється на МЗ; E_4 – кількість молока, що поставляється на МЗ; E_5 – степінь використання обладнання; E_6 – кількість продукції на складі; E_7 – конкурентоздатність продукції; E_8 – об'єм ринків збуту; E_9, \dots, E_{29} – асортимент МЗ; E_{30} – управління виробництвом; E_{31} – обсяг основного виробництва; E_{32} – рентабельність підприємства.

В результаті моделювання було сформовано бази даних із глибиною навчальної вибірки. Структура СППР наведено на рис. 1, де БП – блок перетворення

«у.о.» (умовних одиниць) асортименту в виробничі фізичні одиниці.

Враховуючи багатопараметричність отриманих результатів, нелінійність взаємозв'язків та складність формалізації, актуальним є використання математичного апарату нейронних мереж для створення СППР на МЗ.

Нейромережі – це надзвичайно спрощені моделі нервової системи людини, що можуть імітувати такі здатності людини, як навчання, узагальнення й абстрагування [10]. Поряд з елементами експертних систем нейромережі знайшли широке застосування в системах підтримки прийняття рішень, зокрема, як засіб добування інформації в базах і сховищах даних. Ключовим аспектом штучних нейромереж є їхня здатність навчатися в процесі розв'язання задач.

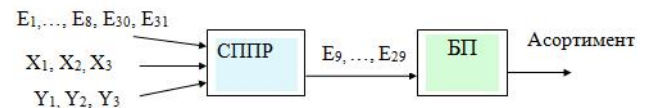


Рис. 1. Структура системи підтримки прийняття рішень

Процес створення ННМ складається з наступних етапів [11]:

- вибрати початкову конфігурацію мережі – визначення кількості шарів і кількості нейронів у кожному з них;
- навчити мережу – визначення вагових коефіцієнтів та зміщень кожного з нейронів, тобто здійснити настройку параметрів моделі.

НМ формує вихідний сигнал Y відповідно з вхідним сигналом X , реалізуючи функцію: $Y = g(X)$. Якщо архітектура мережі задана, то вигляд функціональної залежності визначається величинами синаптичних ваг та зміщень мережі. Позначимо через G множину всіх можливих функцій g , що відповідають заданій архітектурі мережі.

Розв'язком задачі є функція: $Y = r(X)$, яка задана парами вхідних та вихідних даних $(X^1, Y^1), \dots, (X^k, Y^k)$, для яких $Y^k = r(X^k)$, де $k = 1, 2, \dots, N$ – число елементів навчальної вибірки. При цьому входи, виходи і ваги ННМ – дійсні числа з діапазону $[0, 1]$.

Отже, вирішення задачі – це побудова функції g з множини G . Необхідно підібрати значення синаптичних ваг та зміщень таким чином, щоб функціонал якості перетворювався на оптимум для всіх пар вхідних та вихідних даних (X^k, Y^k) . Для оптимізації використано функціонал якості в якому враховано коефіцієнт чутливості і обернений зв'язок. Функція похибки (функціонал якості) E показує для кожної із функцій g ступінь близькості до g .

4. 2. Вибір алгоритму навчання ННМ

Навчання нейронних мереж базується на використанні відповідних навчальних вибірок:

$$\begin{aligned} x^1 &= (x_1^1, x_2^1, \dots, x_n^1)^T, y^1, \\ x^2 &= (x_1^2, x_2^2, \dots, x_n^2)^T, y^2, \\ &\dots \\ x^N &= (x_1^N, x_2^N, \dots, x_n^N)^T, y^N. \end{aligned} \quad (1)$$

Сумарна середньоквадратична похибка навчання з усіх елементів вибірки:

$$E = \sum_{k=1}^N E_k, \quad (2)$$

де

$$E_k = \frac{1}{2}(y^k - \mu^k)^2 = \frac{1}{2}\left(y^k - \mu^k(w^T, x^k)\right)^2 = \frac{1}{2}\left(y^k - \frac{1}{1 + e^{-w^T x^k}}\right)^2,$$

де y^k – значення бажаного (цільового) виходу; E_k – функція помилки для k -го елемента навчальної вибірки, яка пропорційна квадрату різниці бажаного входу та виходу мережі.

Задача навчання – налаштування (ідентифікація) вагових коефіцієнтів w за критерієм мінімізації E на навчальній вибірці:

$$E = \sum_{k=1}^N \frac{1}{2} \left(y^k - \frac{1}{1 + e^{-w^T x^k}} \right)^2 \rightarrow \min. \quad (3)$$

Задачу оптимізації вирішується градієнтним методом, використовуючи співвідношення:

$$w := w - \eta E'_k(w), \quad (4)$$

де $E'_k(w)$ – позначення вектора градієнта; η – деяка константа.

Представляючи вектор у розгорненому вигляді для похідної сигмоїдної функції, отримаємо:

$$E'_k(w) = \frac{d}{dw} \left(\frac{1}{2} \left(y^k - \frac{1}{1 + e^{-w^T x^k}} \right)^2 \right) = -(y^k - \mu^k) \mu^k (1 - \mu^k) x^k. \quad (5)$$

Це дає можливість записати алгоритм корекції (підстроювання) вектора вагових коефіцієнтів мережі у формі:

$$w := w + \eta \delta_k x^k, \text{ де } \delta_k = (y^k - \mu^k) \mu^k (1 - \mu^k). \quad (6)$$

Одержані математичні вирази повністю визначають алгоритм навчання даної ННМ, який може бути представлений у послідовності наступних кроків [11]:

Крок 1. Ініціалізація мережі: вагові коефіцієнти і зсуви мережі приймають малі випадкові значення. Задається коефіцієнт швидкості навчання η ($0 < \eta < 1$), бажане значення середньоквадратичної помилки навчання E_{\max} та випадкова вага w_i мережі.

Крок 2. Задаються $k=1$ і $E=0$.

Крок 3. Послідовно на вхід НМ подаються навчальні вектори з навчальної вибірки. Вводиться чергова навчальна пара $x := x^k$, $y := y^k$ та обчислюється величина виходу мережі μ :

$$\mu = \mu(w^T x) = \frac{1}{1 + e^{-w^T x}}. \quad (7)$$

Крок 4. Оновлюються вагові коефіцієнти мережі: $w := w + \eta \mu (y - \mu) (1 - \mu) x$.

Крок 5. Коригується (нарощується) значення функції похибки мережі:

$$E := E + \frac{1}{2} (y - \mu)^2. \quad (8)$$

Крок 6. Якщо $k < N$, тоді $k := k+1$ і перехід до **Кроку 3**, в іншому випадку переходимо до завершення циклу навчання.

Крок 7. Завершення циклу навчання. Якщо $E \geq E_{\max}$, тоді починається новий цикл навчання з переходом до **Кроку 2**. Якщо $E < E_{\max}$, тоді завершення алгоритму навчання.

5. Результати досліджень стосовно розробки нейромережевої системи підтримки прийняття рішень для встановлення економічно ефективного асортименту

В якості інструменту дослідження було використано нейропакет Statistica Neural Networks [12]. Критерій – мінімізація помилки ННМ. Для ефективного моделювання вхідні дані автоматично розбиваються на три блоки: навчальний, контрольні, тестові. Наявність трьох блоків не є обов'язковою, однак тестовий блок покращує якість подальшої роботи, оскільки дає можливість впевнитись, що не відбулося «перенавчання» мережі.

Для навчання ННМ використовуємо статистичні дані отримані на основі когнітивного підходу. Активуємо конструктор мереж із завданням видати 5 ННМ із найкращими показниками моделювання, такими як “найбільша” продуктивність та “найменша” похибка. Для оптимізації та підвищення ефективності прогнозування в задачах управління використано функціонал якості.

У результаті розв'язку оптимізаційної задачі кращими ННМ (величини вимірюються в умовних одиницях – у. о.) були вибрані (рис. 2): радіально-базисна функція (помилки: навчальна – 27.5, контрольна – 37.9, тестова – 31.8), радіально-базисна функція (помилки: навчальна – 28.4, контрольна – 30.9, тестова – 31.3), лінійна мережа (помилки: навчальна – 3.45, контрольна – 3.43, тестова – 3.42), багатошаровий персептрон (помилки: навчальна – 0.31, контрольна – 0.326, тестова – 0.324), багатошаровий персептрон (помилки: навчальна – 0.31, контрольна – 0.323, тестова – 0.32).

Архітектура	Производ...	Контр. про...	Тест. прои...	Ошибка о...	Контрольн
РБФ 5:5-18-21:21	0.962781	1.008424	1.029442	27.521023	31.975688
РБФ 5:5-9-21:21	0.977106	0.993407	1.011852	28.417060	30.982000
Линейная 15:15-...	1.927357	2.021751	1.846383	3.453909	3.438270
МП 5:5-19-21:21	0.984604	0.994185	1.026324	0.308562	0.326523
МП 15:15-19-21	0.987009	0.997644	1.015596	0.310987	0.323279

Нейронна мережа переможець

Рис. 2. Конструктор нейронних мереж

Для створення СППР обрано багатошаровий персептрон із 15 входами та 19-ма нейронами у прихованому шарі (рис. 3), оскільки така нейронна мережа продемонструвала найкращу якість навчання (рис. 4).



Рис. 3. Архітектура багат шарового персептрона для задачі дослідження

Математична модель, побудована на основі нейронних мереж для СППР дає можливість оптимального вибору асортименту молочної продукції на поточну добу. Отриману модель за рахунок можливостей Statistica Neural Networks конвертуємо в програмний код.

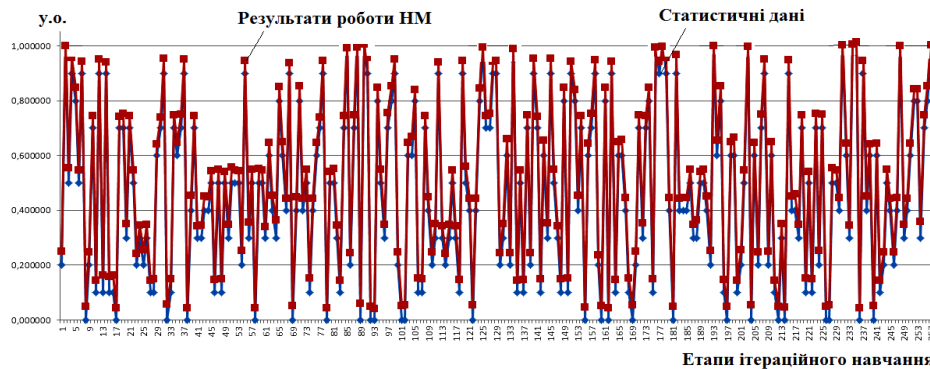


Рис. 4. Результати навчання нейронної мережі

Практична реалізація нейромережевої СППР для визначення асортименту здійснена на мові програмування "C++" (рис. 5).

```
void NNCode04Run( double inputs[], double outputs[], int outputType )
{
    int i, j, k, u;
    double *w = NNCode04Weights, *t = NNCode04Thresholds;
    /* Process inputs - apply pre-processing to each input in turn,
     * storing results in the neuron activations array.
     */
    /* Input 0: copy input into activations. */
    if ( inputs[0] == -9999 )
        NNCode04Acts[0] = 0.51068702290076362;
    else
        NNCode04Acts[0] = inputs[0];
}
```

Рис. 5. Фрагмент лістингу програмної реалізації НМ СППР МЗ

На підставі отриманої моделі проведено аналіз чутливості виходу нечіткої нейронної мережі до зміни вхідних потоків. Запропонований алгоритм прогно-

зування стійкий до нечіткості вхідної інформації та забезпечує похибку не більше 2–3 %. В подальшому є можливість підвищення точності прогнозу завдяки донаванчання мережі.

6. Висновки

В ході досліджень було виявлено, що застосування нейронних мереж дає кращий результат за умови накопичення великої кількості вхідних даних, між якими існують неявні взаємозв'язки і закономірності.

В результаті роботи визначені структура та алгоритм навчання ННМ стосовно прогнозування асортименту на поточну добу. Структура представляє собою багат шаровий персептрон з 19-ма нейронами у прихованому шарі, оскільки така нейронна мережа продемонструвала найкращу якість навчання, зокрема ННМ має 15 входів – внутрішні та зовнішні фактори функціонування підприємства, що впливають на асортимент продукції та 21 вихід, відповідно сформований асортимент молочної продукції.

Алгоритм навчання нейронних мереж базується на використанні навчальних вибірок сформованих на основі когнітивного підходу. Для оптимізації та підвищення ефективності прогнозування в задачах управління використано функціонал якості, в якому враховано коефіцієнт чутливості і обернений зв'язок. На підставі отриманої моделі проведено аналіз чутливості виходу нечіткої

нейронної мережі до зміни вхідних потоків, зокрема визначено що алгоритм прогнозування стійкий до нечіткої вхідної інформації та забезпечує похибку не більше 2–3 %.

У результаті застосування ННМ в системі підтримки прийняття рішень стає можливим отримання своєчасних і більш точних рішень. Це дозволить оперативно реагувати і формувати управляючі дії, розробити ефективну та раціональну технологію для вирішення мережевої задачі максимального завантаження технологічної лінії на основі запропонованого асортименту продукції, удосконалити графік запуску найбільше енергозатратного обладнання та процесів у проміжок "дешевої" енергії (без порушення технологічних вимог та добових об'ємів продукції).

Отже, для створення сучасної автоматизованої системи управління багат асортиментним виробництвом молочної продукції виконані дослідження є необхідними для реалізації ефективного управління в умовах невизначеності.

Література

1. Тарасов, В. А. Интеллектуальные системы поддержки принятия решений: теория, синтез, эффективность [Текст] / В. А. Тарасов, Б. М. Герасимов, И. А. Левин, В. А. Корнейчук. – К.: МАКНС, 2007. – 335 с.

2. Стеценко, Д. О. Розробка інтелектуальних алгоритмів керування брагоректифікаційною установкою [Текст] / Д. О. Стеценко // Технологический аудит и резервы производства. – 2013. – № 6/1(14). – С. 51–54. – Режим доступа: <http://journals.urau.ua/tarp/article/view/19551/17224>
3. Зігунов, О. М. Нейромережеві моделі виявлення і розпізнавання технологічних ситуацій [Текст] / О. М. Зігунов, В. Д. Кишенько, Ю. Б. Беляєв // Науково-технічна інформація. – 2013. – № 1(55). – С. 72–78.
4. Стеценко, Д. О. Інтелектуальна обробка даних в системі автоматизованого управління технологічним комплексом брагоректифікації [Текст] / Д. О. Стеценко, О. М. Зігунов, Смітюх Я. В. // Технологический аудит и резервы производства. – 2014. – Т. 2, № 1 (16). – С. 49–52. doi: 10.15587/2312-8372.2014.23452
5. Сідлецький, В. М. Система прогнозування показників роботи дифузійної станції цукрового заводу [Текст] / В. М. Сідлецький, І. В. Ельперін // Східно-Європейський журнал передових технологій. – 2011. – Т. 3, № 3 (51). – С. 8–11. – Режим доступу: <http://journals.urau.ua/eejet/article/view/1504/1402>
6. Jarrett, K. What is the best multi-stage architecture for object recognition? [Text] / K. Jarrett, K. Kavukcuoglu, M. Ranzato // 2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision, 2009. – P. 2146–2153. doi: 10.1109/iccv.2009.5459469
7. Lee, H. Convolutional deep belief networks for scalable unsupervised learning of hierarchical representations [Text] / H. Lee, R. Grosse, R. Ranganath // Proceedings of the 26th Annual International Conference on Machine Learning – ICML '09, 2009. – P. 609–616. doi: 10.1145/1553374.1553453
8. Гладун, В. П. Инструментальный комплекс поддержки принятия решений на основе сетевой модели предметной области : зб. допов. наук.-практ. конф. з міжнародною участю „Системи підтримки прийняття рішень. Теорія і практика” [Текст] / В. П. Гладун, В. Ю. Величко. – К.: ІПММС НАНУ, 2012. – С. 126–128
9. Савчук, О. В. Нечеткое когнитивное моделирование в системах управления технологическим комплексом молокоперерабатывающего предприятия [Текст] / О. В. Савчук, А. П. Ладанюк, Т. М. Герасименко // Новый университет Технические науки. – 2015. – № 1-2 (35-36). – С. 13–19.
10. Назаров, А. В. Нейросетевые алгоритмы прогнозирования и оптимизации систем [Текст] / А. В. Назаров, А. И. Лоскутов. – СПб.: Наука и Техника, 2003. – 384 с.
11. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс [Текст] / С. Хайкин; 2-е изд.; пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
12. Корчемний, М. О. Нейронні мережі [Текст] / М. О. Корчемний, В. П. Лисенко, М. В. Чапний. – К.: НАУ, 2008. – 156 с.
13. Боровиков, В. П. Нейронные сети. STATISTICA Neural Networks: Методология и технология современного анализа данных [Текст] / В. П. Боровиков; 2-е изд. перераб. и доп. – М.: Горячая линия-Телеком, 2008. – 392 с.